

基于五帧差分和改进的 Meanshift 算法的运动目标跟踪

陈双叶 王善喜

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘要 针对传统的帧差分法检测运动目标时易出现空洞及 Meanshift 算法在复杂环境下易丢失跟踪目标甚至导致跟踪失败的缺点,提出了采用动态阈值五帧差分与跟踪目标实时模板更新的改进 Meanshift 的运动目标检测与跟踪算法,以提高系统的实时性和鲁棒性。结果表明该方法是可行的,能准确检测出运动目标,以提高目标跟踪的可靠性。

关键词 Meanshift, 动态阈值, 五帧差分, 模板更新

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Moving Object Tracking Based on Five Frame Difference and Improved Meanshift Algorithm

CHEN Shuang-ye WANG Shan-xi

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract To improve the traditional frame difference of moving object detection method in which the hole edge tend to appear and to reduce the disadvantages of tracking object losing because traditional Meanshift algorithm used in video monitoring is easy to be disturbed by background, almost leading to the failure of tracking, a new method was proposed by employing dynamic threshold in the five frame difference method to detect the moving object and a improved Meanshift algorithm was designed to realize object tracking location by background-weighting and template updating. The new method improves the real-time performance and robustness of tracking. The results show that the method is feasible with advantages of detecting the moving object accurately, and it also can improve reliability of object tracking.

Keywords Meanshift, Dynamic threshold, Five frame difference, Template updating

1 引言

运动目标检测与跟踪是图像处理与计算机视觉领域中一个活跃的分支,通过对图像序列中的运动目标进行检测、提取和跟踪,以获得运动目标的运动参数,如目标质心位置、速度、加速度等参数,在诸多领域均有广泛的用途。目标检测直接影响到跟踪的成功与否,主要有帧间差分法、光流法及背景差分法等。背景差分法^[1]适用于摄像机静止的情况,能够完整地分割出运动对象,检测到比较完整的目标轮廓,背景的不断变化容易导致运动检测发生较大的误差,由于场景的复杂性、不可预知性以及各种环境干扰和噪声的存在,如光照突然变化及摄像机的抖动等,使得背景的建模和模拟比较困难,由于目标与背景通常有相对运动,因此也可以通过分析目标的运动特征来检测背景中的运动目标,最常用的方法是首先估计运动场,然后在运动场估计的基础上进行目标检测,运动场是三维物体的运动在图像平面的投影,可以得到图像亮度随时间的变化,称作光流场,光流法^[2]适用于摄像机运动的情况,通过分析目标的运动特征检测背景中的运动目标,但计算复杂,需要特定的硬件支持,实时性差,帧间差分法^[3]是基于视频中连续帧间运动目标的相关性,逐个像素相减,背景像素被减掉,保留目标像素,该算法原理简单,易于实现,由于相邻帧的时间间隔比较小,光线变化对算法的影响不大,但是背景不能有明显的变化,否则差分之后,跟踪目标将会被淹没在噪声

之中,易出现空洞现象,检测到的目标轮廓不是非常精确。Meanshift 算法采用概率密度之间的相似性函数度量目标和候选目标之间的相似性,通过梯度下降法推导出 Meanshift 迭代方程从而对目标进行跟踪。传统的 Meanshift 算法缺乏必要的模板更新,跟踪过程中窗口宽度大小保持不变,当目标尺度变化时易造成跟踪失败,跟踪目标速度较快时,跟踪效果也不好,直方图特征在目标颜色特征描述方面描述方面匮乏,缺少空间信息,当背景环境复杂时,容易丢失跟踪目标,甚至导致跟踪失败^[4]。为了减小环境背景干扰及跟踪目标遮挡等因素对目标检测与跟踪的影响,本文提出一种基于五帧差分法检测运动目标,将背景加权及跟踪目标实时模板更新的改进 Meanshift 算法相结合实现运动目标定位的跟踪算法,能有效减小复杂的外界背景环境及与待测跟踪目标相似的物体对跟踪结果造成的影响,能准确检测出运动目标,跟踪效果好。

2 基于五帧差分的运动目标检测

在图像检测处理时,传统的三帧差分法检测出的运动目标轮廓基本接近检测目标,但目标重叠部分不易检测出来,仍存在较大的空洞现象。根据帧差法的原理,通过多帧差分图像进行信息融合,提取出完整的运动目标,如图 1 所示,本文提出五帧差分法及通过修正动态阈值准确地提取出运动目标,算法的基本思想如下。

陈双叶(1970—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能仪器仪表、嵌入式系统 DSP 方向, E-mail: chenshuangye@bjut.edu.cn; 王善喜(1987—),男,硕士,主要研究方向为图像处理机器视觉。

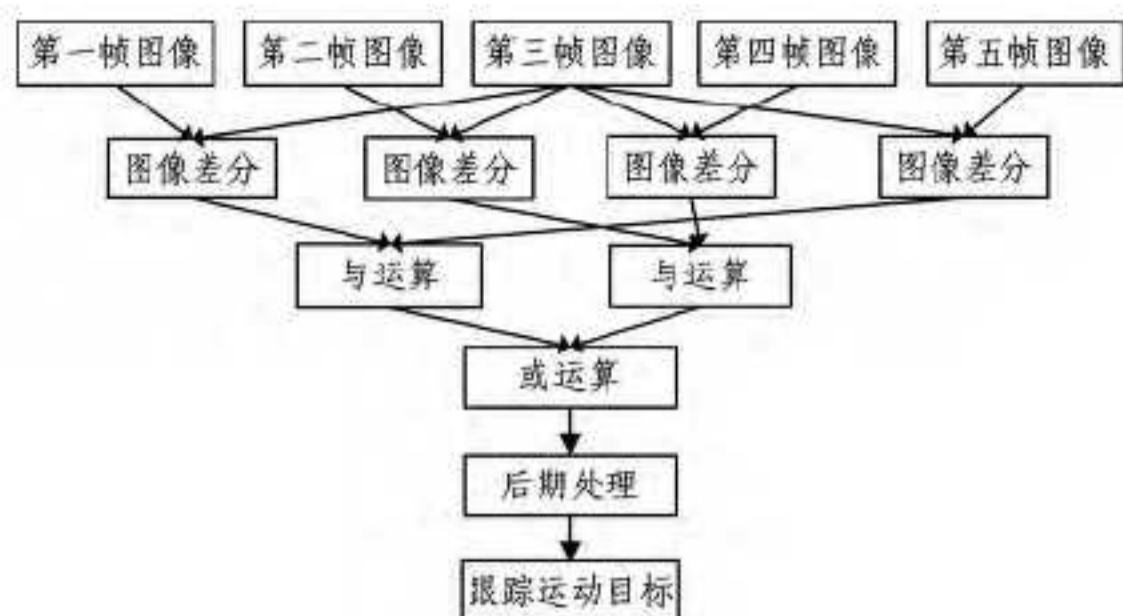


图1 五帧差分算法流程图

取视频序列中连续的5帧图像 $f_k(x, y), f_{k+1}(x, y), f_{k+2}(x, y), f_{k+3}(x, y), f_{k+4}(x, y)$, 中间的3帧依次与其他4帧两两差分, 通过动态阈值分割变成二值化图像, 公式如下:

$$D_{0k} = \begin{cases} 1, & |f_{k+2}(x, y) - f_k(x, y)| > M + \Delta m_0 \\ 0, & |f_{k+2}(x, y) - f_k(x, y)| \leq M + \Delta m_0 \end{cases} \quad (1)$$

$$D_{1k} = \begin{cases} 1, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+1}(x, y)| > M + \Delta m_1 \\ 0, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+1}(x, y)| \leq M + \Delta m_1 \end{cases} \quad (2)$$

$$D_{3k} = \begin{cases} 1, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+3}(x, y)| > M + \Delta m_3 \\ 0, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+3}(x, y)| \leq M + \Delta m_3 \end{cases} \quad (3)$$

$$D_{4k} = \begin{cases} 1, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+4}(x, y)| > M + \Delta m_4 \\ 0, & |f_{k+2}(x, y) - f_{k+4}(x, y)| \leq M + \Delta m_4 \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta m_0 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |f_{k+2}(x, y) - f_k(x, y)| \quad (5)$$

$$\Delta m_1 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |f_{k+2}(x, y) - f_{k+1}(x, y)| \quad (6)$$

$$\Delta m_3 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |f_{k+2}(x, y) - f_{k+3}(x, y)| \quad (7)$$

$$\Delta m_4 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |f_{k+2}(x, y) - f_{k+4}(x, y)| \quad (8)$$

其中, M 为固定的二值化阈值, $\Delta m_0, \Delta m_1, \Delta m_3, \Delta m_4$ 均为动态阈值, 动态阈值反映了视频序列中光照情况, 当光照变化明显时, 其显著增大, 能有效抑制光线变化带来的影响, 当光照变化较小时, 其取一个很小的值。 λ 为抑制系数, 参考值设为2, $i \times j$ 表示每幅图像的大小, 其数值等于检测区域的像素个数。

把差分后的图像 D_{0k} 和 D_{4k} 进行与运算, D_{1k} 和 D_{3k} 进行与运算, 可有效克制目标重叠现象。

$$D_{04} = D_{0k} \cap D_{4k} \quad (9)$$

$$D_{13} = D_{1k} \cap D_{3k} \quad (10)$$

$$d_{04} = \begin{cases} 1, & D_{04} = 1 \\ 0, & D_{04} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

当 $d_{04} = 1$ 时, 为前景点; 当 $d_{04} = 0$ 时, 为背景点。

$$d_{13} = \begin{cases} 1, & D_{13} = 1 \\ 0, & D_{13} = 0 \end{cases} \quad (12)$$

当 $d_{13} = 1$ 时, 为前景点; 当 $d_{13} = 0$ 时, 为背景点。

把 d_{04} 和 d_{13} 进行滤波处理, 将结果进行或运算, 能有效地克制空洞现象, 得到最终的目标轮廓:

$$d = d_{04} + d_{13} \quad (13)$$

以上过程得到的二值化图像往往会存在一些白色噪声和黑色孔洞, 引起对跟踪目标的误判, 不利于对目标进一步分析。通过对二值图像进行形态学处理, 可以消除二值图像中的噪声, 先应用腐蚀运算消除孤立噪声点, 再运用膨胀运算补充运动目标边缘空洞, 最后得到感兴趣的运动目标区域。

3 跟踪运动目标算法的研究

3.1 基于 Meanshift 算法的目标跟踪

Meanshift 算法^[5]采用颜色直方图作为目标的特征, 对目标模型描述时, 采用核函数计算其核颜色直方图, 分别对目标模型与候选模型进行相应表示, 采用相似度量函数度量两个模型之间的相似性, 通过不断迭代, Meanshift 向量使算法收敛于目标的真实位置, 从而达到跟踪的目的。

3.1.1 目标模型与候选模型的表示

基于颜色特征的模型具有较好的鲁棒性和抗遮挡性, 选用基于目标颜色特征的模型对目标进行描述^[6], 如式(14)所示:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - u\|^2) \delta[B(x_i^*) - u] \quad (14)$$

其中, q_u 为目标区域内第 u 个特征的概率, u 为目标概率特征, $u=1, 2, \dots, m$; 归一化常数 C 的值为 $C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - u\|^2)}$, n

为目标区域内像素点的个数, $k(x)$ 为核轮廓函数。同理, 中心位于 y 的候选区域内目标模型如式(15)所示:

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2) \delta[B(x_i) - u] \quad (15)$$

其中, $p_u(y)$ 为候选目标区域内第 u 个特征的概率, 概率特征 $u=1, 2, \dots, m$; y 为当前帧的中心点, h 为带宽, 常数 $C_h =$

$$\frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2)}$$

3.1.2 Meanshift 相似度量

基于 Meanshift 算法的目标跟踪过程中, 以目标模型与候选目标模型间的距离定义相似度, 即:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (16)$$

$$\rho(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (17)$$

其中, 距离 $d(y)$ 越短, 两者的相似度就越大, 目标跟踪就是找到一个位置 y , 使 $d(y)$ 最小, 即使 Bhattacharyya 系数 $\rho(y)$ 最大化。

3.1.3 跟踪目标定位

首先计算出当前帧中位于 y_0 处的候选目标区域的颜色概率值 $p_u(y_0)$, 利用 Taylor 公式展开, 得:

$$\rho(y) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2) \quad (18)$$

其中, 权值 $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[B(x_i) - u]$, 其密度分布在局域内最大化由 Meanshift 算法求得, 使 $d(y)$ 最小^[7]。初始的匹配位置选为上一帧图像的匹配位置, 由当前位置 y_0 计算得新的位置:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g(\|\frac{y_0 - x_i}{h}\|^2)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g(\|\frac{y_0 - x_i}{h}\|^2)} \quad (19)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$; 若 $\|y_1 - y_0\| < \xi$, 停止计算, 否则 y_1 代替 y_0 返回到式(18), 继续循环计算直到满足条件, ξ 为阈值。

3.2 基于改进的 Meanshift 算法的目标跟踪

3.2.1 背景加权与目标加权

跟踪目标时, 背景信息与目标信息的相关性影响目标的

准确定位^[8]。建立背景加权模板突出目标的特征,减少算法在空间中的迭代次数,提高目标跟踪效果。设 $\{F_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ 是特征空间内背景上的离散特征点, F^* 是特征值的最小值。根据式(20)定义目标模型权值和候选模型权值的变换,使具有较高权值的特征在目标模型中应用增加。

$$w_i' = \sqrt{\min\left(\frac{F_u^*}{F_u}, 1\right)} w_i \quad (20)$$

跟踪目标被遮挡会导致目标跟踪的偏差,甚至跟踪失败,建立目标加权模板,使目标中心的权重最大。设目标中心的权值为1,距离中心越远,权值越小,边缘处权值接近0,中间任意点权值为:

$$w_i'' = 1 - \sqrt{\frac{(x_i - x_0)^2}{a^2 + b^2} + \frac{(y_i - y_0)^2}{a^2 + b^2}} \quad (21)$$

其中, a 和 b 为目标跟踪时初始化矩形框长和宽的一半, (x_0, y_0) 是矩形框的中心。结合式(20)、式(21)得到新的目标模型:

$$q_u = C' w_i' w_i'' \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[B(x_i^*) - u] \quad (22)$$

其中,常数 C' 的值为:

$$C' = \frac{1}{\sum_{i=1}^n w_i'' k(\|x_i^*\|^2) \sum_{u=1}^m w_i' \delta[B(x_i^*) - u]} \quad (23)$$

同理,候选目标模型为:

$$p_u(y) = C_h' w_i' w_i'' \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i) - u] \quad (24)$$

其中,常数 C_h' 的值为:

$$C_h' = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i'' k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \sum_{u=1}^m w_i' \delta[B(x_i) - u]} \quad (25)$$

根据当前位置 y_0 得到新的位置为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i'' g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i'' g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (26)$$

其中, $w_i''' = \sum_{i=1}^n w_i'' \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} w_i' \delta[B(x_i) - u]$ 。

3.2.2 动态模板更新

在跟踪目标运动过程中,由于环境背景的变化和光照的影响,若一直使用初始定义的目标模板与已变化的目标候选模板进行匹配,匹配精度会降低,影响跟踪效果^[9,10],因此动态模板更新起着很重要的作用。具体过程如下。

1) 计算当前帧的背景离散模型 $\{F_u'\}_{u=1,2,\dots,m}$,并计算模板更新因子,如式(27)所示:

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{F_u F_u'} \quad (27)$$

2) 当 $\rho > T$ 时,则模板更新:

$$q' = (1 - \rho + T) \times q + (\rho - T) \times p \quad (28)$$

其中, q' 为更新后的目标模板, q 为当前帧的目标模板, T 为模板更新的阈值, p 为在当前帧中的目标对象。

3.2.3 改进的 Meanshift 跟踪算法步骤

改进 Meanshift 跟踪算法的计算步骤如图2所示,其中,若 $\|y_1 - y_0\| > e, k < N$,则 $y_0 = y_1$,并且转至第三步(e 为阈值, N 为最大迭代次数);否则,进行模板更新,停止当前帧的迭代,返回到第二步,进行下一帧的操作。

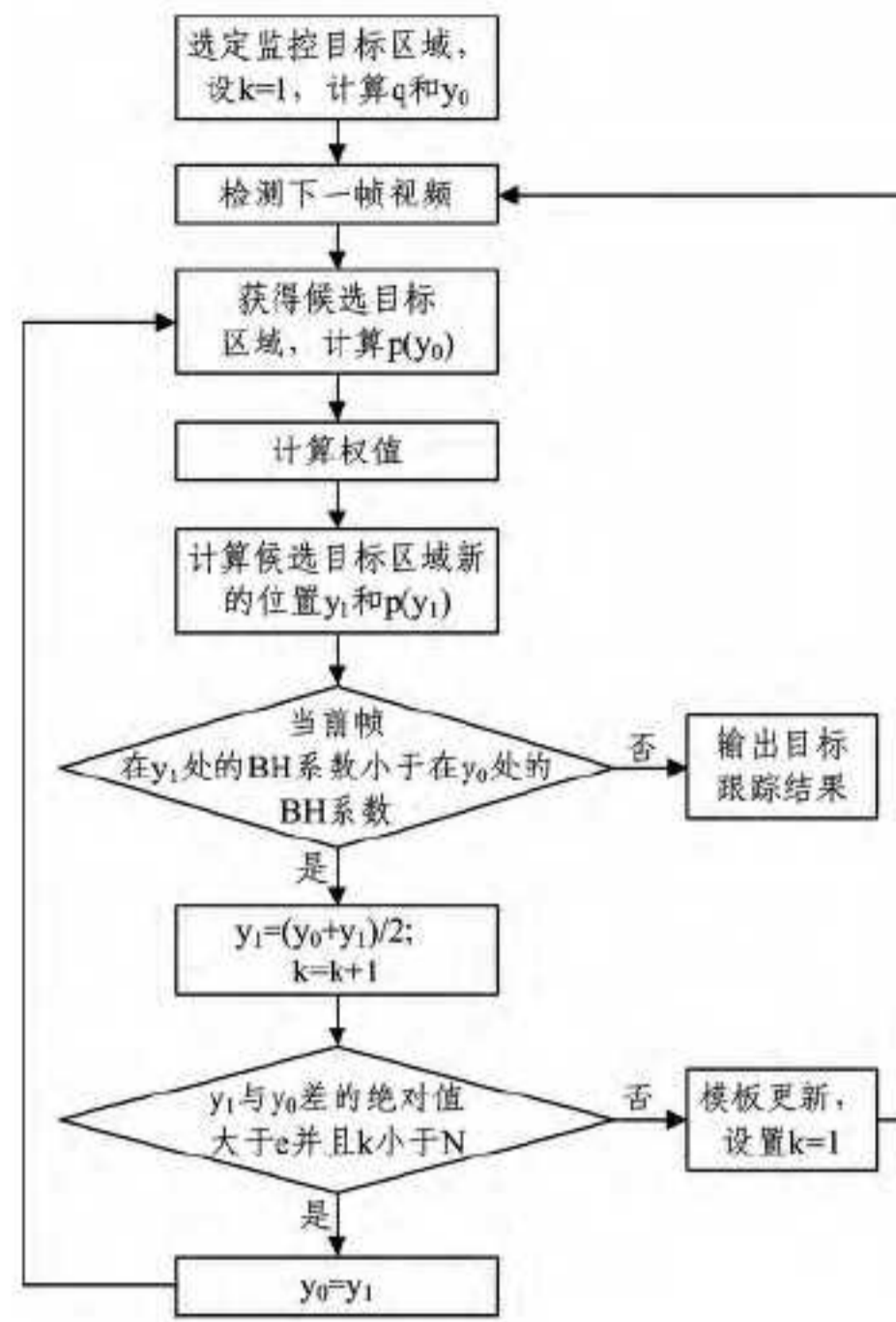


图2 改进 Meanshift 算法的流程图

4 实验结果及分析

基于 OpenCV 平台^[11]对运动小车进行跟踪,分析如下:如图3所示,当跟踪环境背景简单且没有障碍物遮挡目标,传统的帧差法和 Meanshift 跟踪目标效果良好,如图4所示,当有障碍物时,传统的帧差法和 Meanshift 易丢失跟踪目标,甚至导致跟踪失败;如图5所示,当有障碍物时,五帧差分法和改进的 Meanshift 能很好地跟踪目标,减小障碍物遮挡对跟踪目标结果的影响;如图6所示,当跟踪过程中存在与待跟踪目标形状、大小等相似的物体,两者距离太近造成遮挡时,传统的帧差法和 Meanshift 易丢失跟踪目标,跟踪与待跟踪目标类似的物体,导致跟踪失败;如图7所示,存在与待跟踪目标形状、大小等相似的物体时,五帧差分法和改进的 Meanshift 能更好地检测跟踪待跟踪目标,且跟踪效果良好。结果表明,当跟踪过程背景环境复杂且存在障碍物遮挡时,传统的帧差法和 Meanshift 不能很好地进行跟踪,五帧差分法和改进的 Mean-shift 跟踪运动目标效果良好。

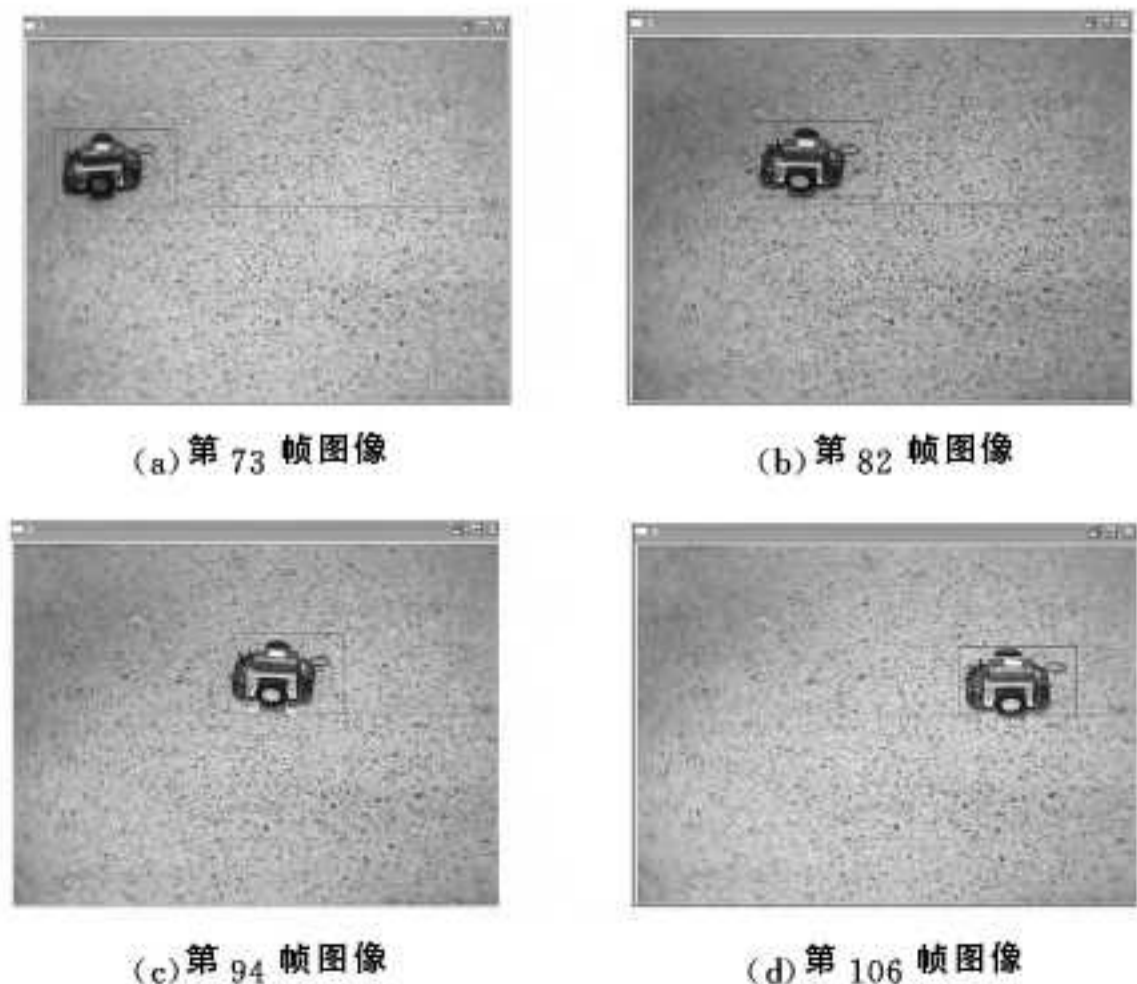


图3 无障碍时传统 Meanshift 算法的跟踪结果

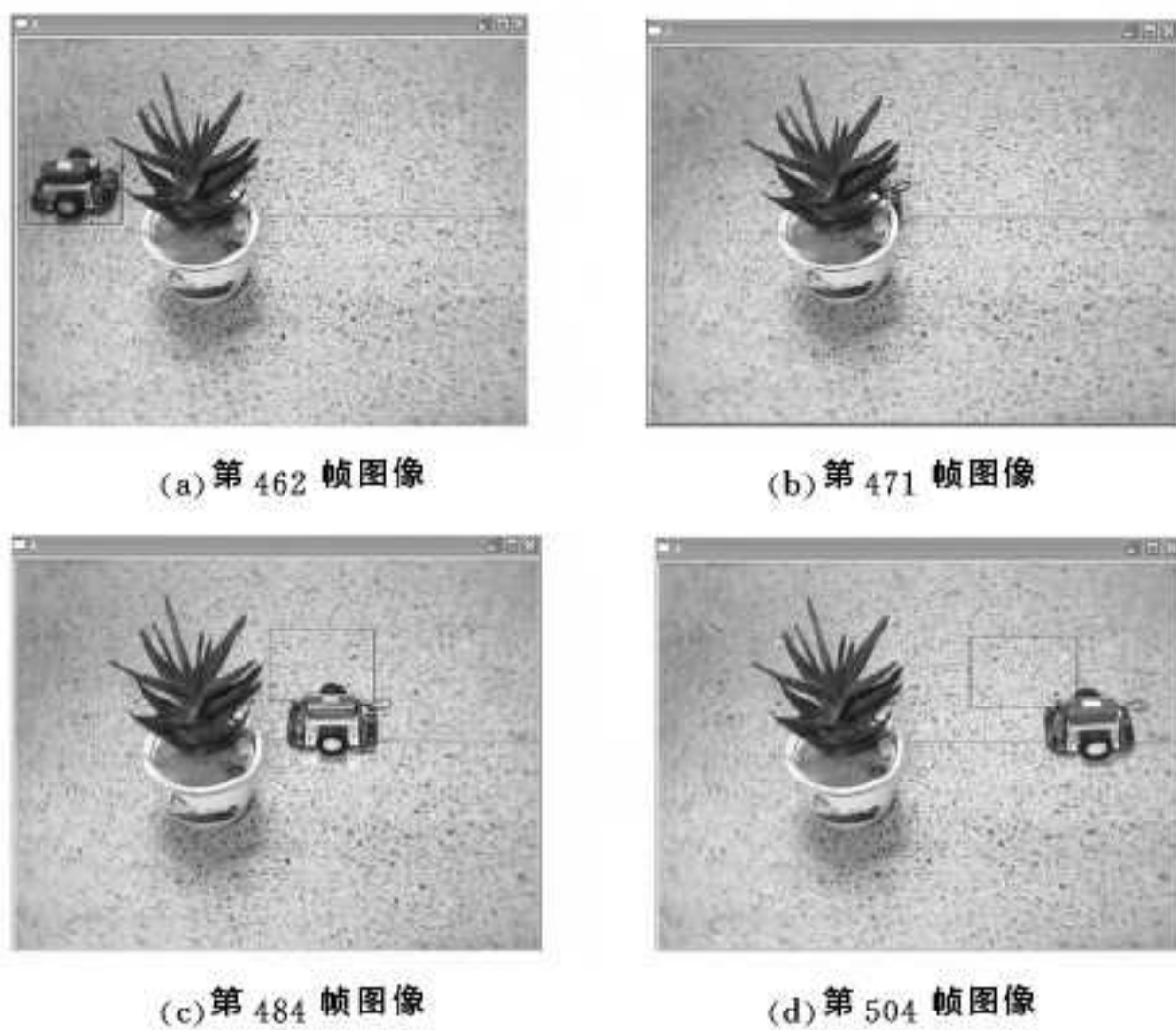


图 4 有障碍时传统帧差法与 Meanshift 算法的跟踪结果

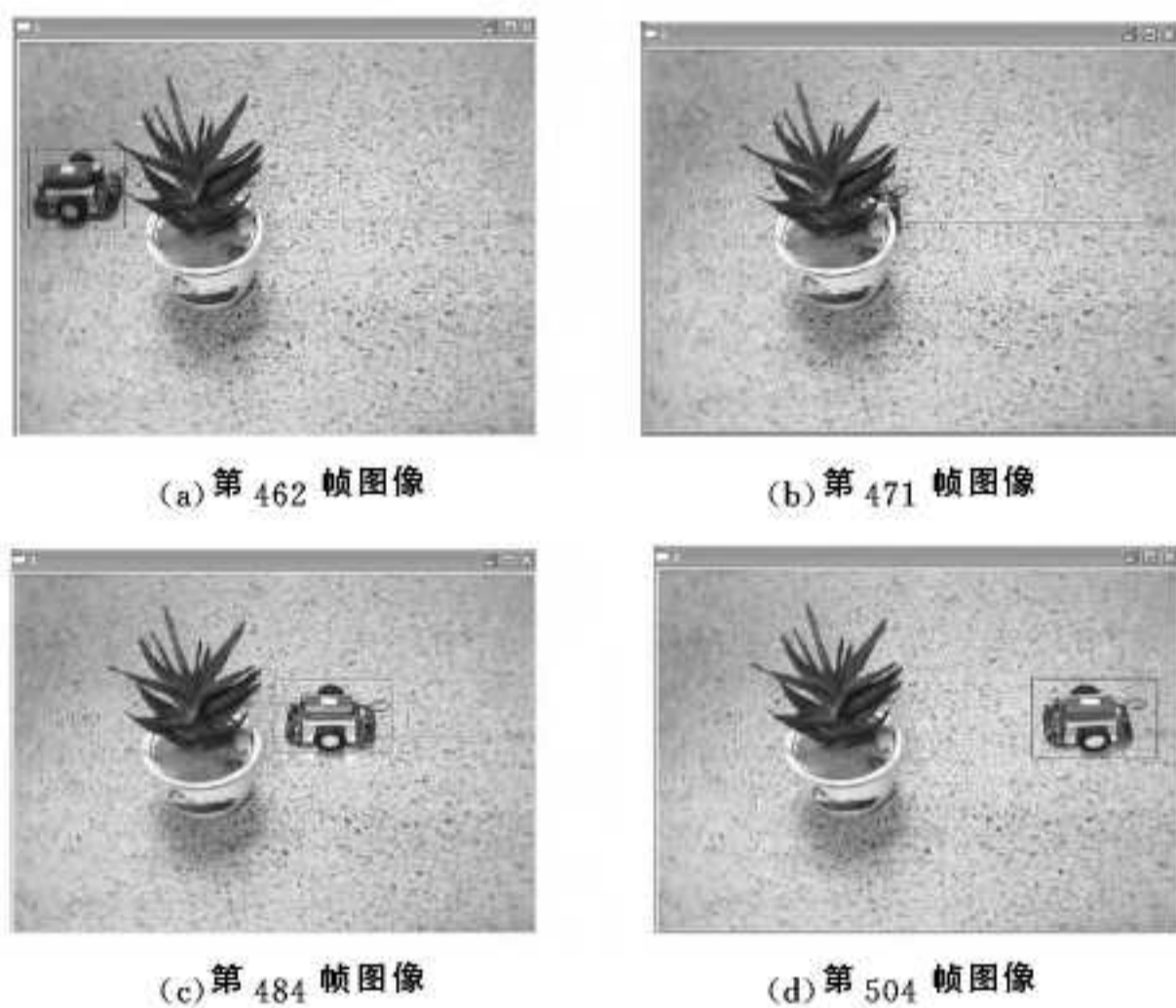


图 5 有障碍时五帧差法与改进 Meanshift 算法的跟踪结果

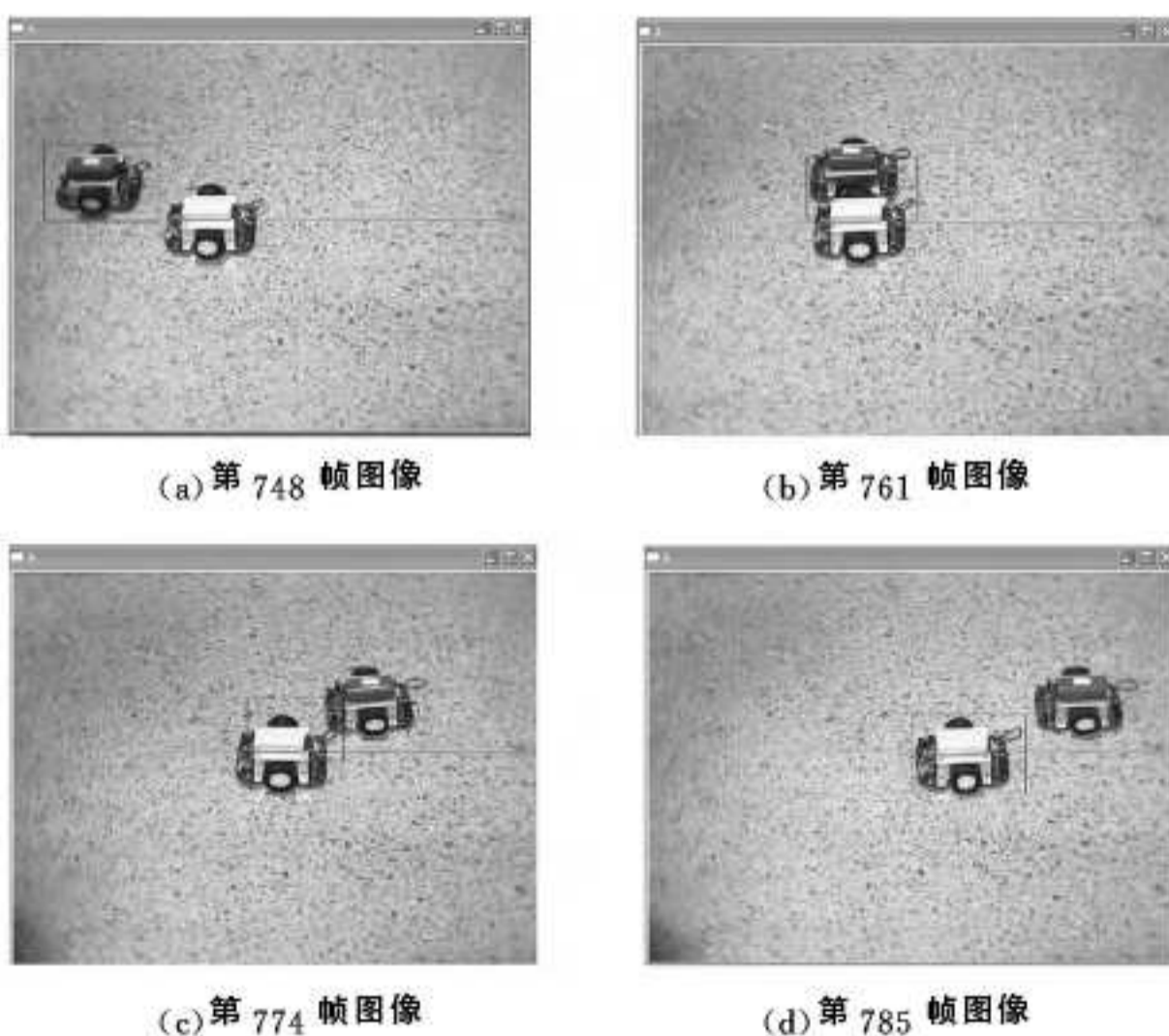


图 6 有相似背景时传统帧差法与 Meanshift 算法的跟踪结果

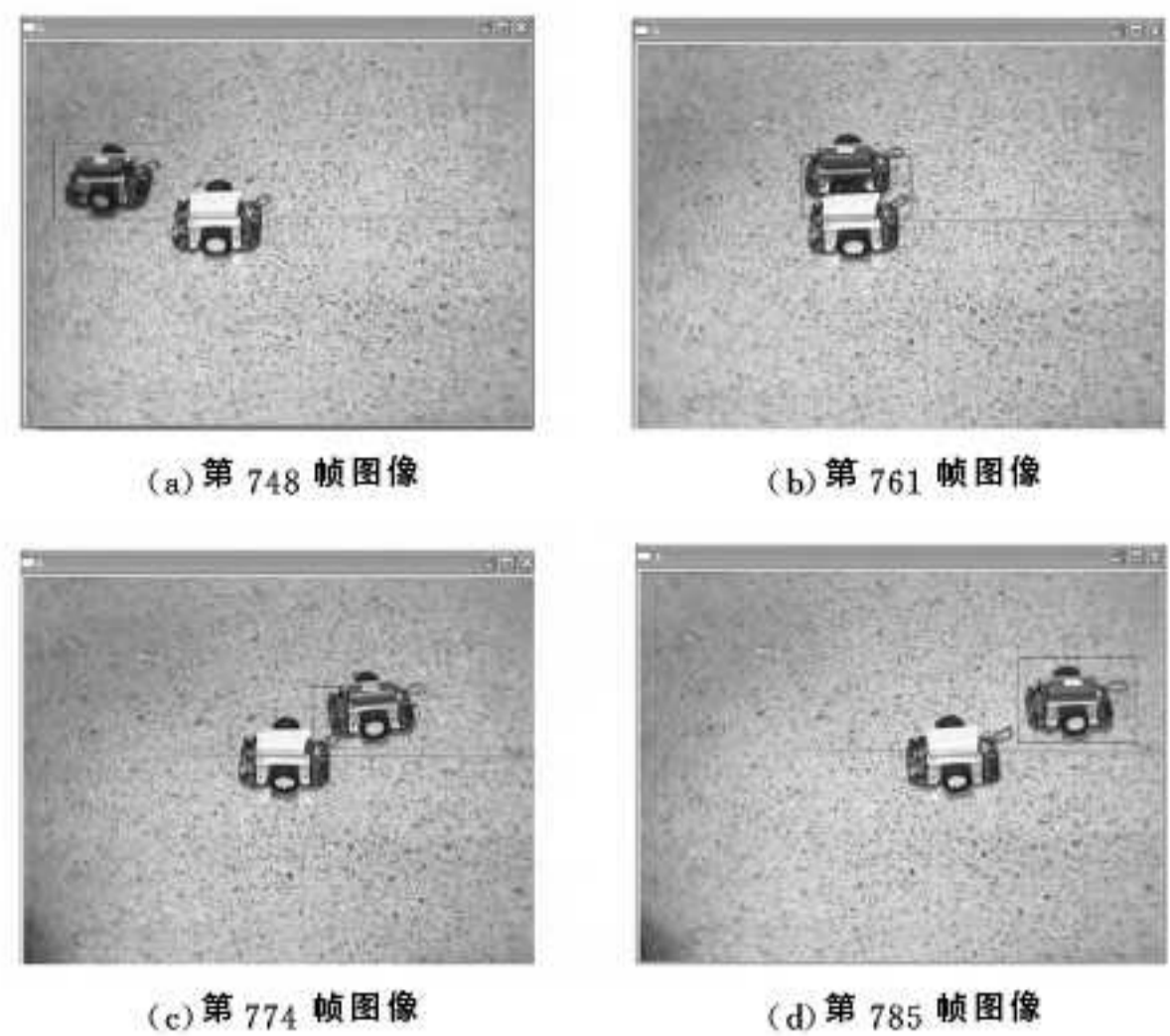


图 7 有相似背景时五帧差法与改进 Meanshift 算法的跟踪结果

结束语 跟踪运动目标外界环境背景复杂及存在与待跟踪目标相似的干扰时,传统的帧差法和 Meanshift 算法不能很好地跟踪运动目标,易丢失目标,甚至导致跟踪失败。提出的五帧差分法与改进的 Meanshift 算法通过背景更新及跟踪目标模板更新能减小以上干扰对跟踪效果造成的影响,跟踪效果良好。在实际生活应用中,还需要对检测跟踪算法进行完善,提高算法的抗干扰性和稳定性。

参考文献

- [1] 纪青华,禹素萍. 基于 Surendra 背景减除法和四帧差分法的目标检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(12): 242-244
- [2] 邵文坤,黄爱民,韦庆. 动态场景下的运动目标跟踪方法研究[J]. 计算机仿真, 2006, 23(5): 181-184
- [3] 姚倩,安世全,姚路. 三帧差分法和 Meanshift 结合的行人检测与跟踪研究[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(1): 223-227
- [4] 杨辉,刘军,阮松. 基于 Mean Shift 算法视频跟踪研究[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(6): 2062-2066
- [5] 龚声蓉,刘纯平,季怡. 复杂场景下图像与视频分析[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013: 367-373
- [6] 翟乃江,李承冬. 基于改进的 MeanShift 算法的选煤厂人员目标跟踪方法[J]. 工矿自动化, 2012, 2(2): 32-35
- [7] 张虎. MeanShift 粒子滤波算法在视频目标跟踪中的应用研究[D]. 柳州: 广西科技大学, 2013: 21-26
- [8] 王田,刘伟宁,韩广良,等. 基于改进 Meanshift 的目标跟踪算法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 396-400
- [9] 李文书,赵悦. 数字图像处理算法及应用[M]. 北京: 北京大学出版社, 2012
- [10] 胡威. 一种新的 Meanshift 快速运动目标鲁棒跟踪方法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(1): 140-143
- [11] 刘瑞祯,于仕琪. OpenCV 教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2007